

Д. Б. Кайданович, аспірант,
кафедра економіко-математичного моделювання,
ДВНЗ «Київський національний економічний
університет імені Вадима Гетьмана»

МОДЕЛЬ ПРОГНОЗУВАННЯ ДИНАМІКИ ВАРТОСТІ ЦІННИХ ПАПЕРІВ НА РИНКУ МІСЕХ ІЗ ЗАСТОСУВАННЯМ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ ЗУСТРІЧНОГО РОЗПОВСЮДЖЕННЯ

similar papers at core.ac.uk

provided by Institutional Repository of Vadym Hetman

тотпних баннх коливання цн. Запропонована модель ґрунтується на ви-
користанні апарату штучних нейронних мереж зустрічного розпо-
всюдження, які складаються із шару нейронів Кохонена та шару нейронів
Гроссберга. Запропоновано стратегію використання зазначеної моделі в
ринкових умовах з метою отримання доходу та оцінено її прибутко-
вість.

КЛЮЧОВІ СЛОВА: прогнозування, цінні папери, акція, спекуляція, штучна
нейрона мережа, нейронна мережа зустрічного розповсюдження, шар Ко-
хонена, шар нейронів Гроссберга, самоорганізація.

ANNOTATION. There is developed in the article the new model for prediction of
the dynamic of prices of the group of stocks. The proposed model is based on
the tools of artificial counterpropagation neural network that consists of
Kohonen and Grossberg layers of neurons. It is proposed the strategy use of
the model in market conditions in order to receive income.

KEY WORDS: forecasting, securities, stocks, speculation, high frequency
finance, artificial neural network counterpropagation neural network, Kohonen
and Grossberg layers of neurons, self-organization.

Фінансові ринки виступають не тільки як джерело ресурсів для фінансування різних галузей економіки та суб'єктів господарювання. Забезпечення належних умови для залучення необхідних коштів і продажу тимчасово вільних фінансових ресурсів звісно залишається основною їх роллю. Проте за сучасного рівня розвитку інформаційних систем і доступності до ринку, створення он-лайн бірж і трейдерських платформ можливість спекуляції та отримання прибутків за рахунок коливання цін на фінансові інструменти значно зросла. Існує велика кількість підходів щодо моделювання динаміки на ринку цінних паперів і валюти. До них слід віднести перш за все методику технічного аналізу, яка ґрунтується на використанні значної кількості штучних індикаторів, що характеризують поведінку часового ряду [1], підходи до формування портфелів цінних паперів для інвестування коштів, а та-

кож економетричні моделі. Більшість класичних підходів до прогнозування мають ряд обмежень щодо застосування: парадигма про лінійність процесу, стаціонарність часового ряду або наявність чітко вираженого тренду. Проте динаміка цін на фінансові інструменти, зокрема цінні папери або валюту, має нелінійний характер, невизначеність і значну волатильність. І тому постає проблема необхідності розробки адекватних моделей прогнозування динаміки фінансових часових рядів для використання їх у стратегії спекулятивної торгівлі.

Операції на ринку здійснюються з надзвичайно високою частотою. Так торгівля коротко термінових позиціях дає можливість значно підвищити прибутковість при грі на фінансових ринках. Коливання цін високо частотних фінансових часових рядів дає змогу зробити більше операцій ніж за торгівлі на трендах або за умов інвестування у цінні папери у довгостроковому періоді. Різницю в кількості можливих операцій показано на рис. 1.

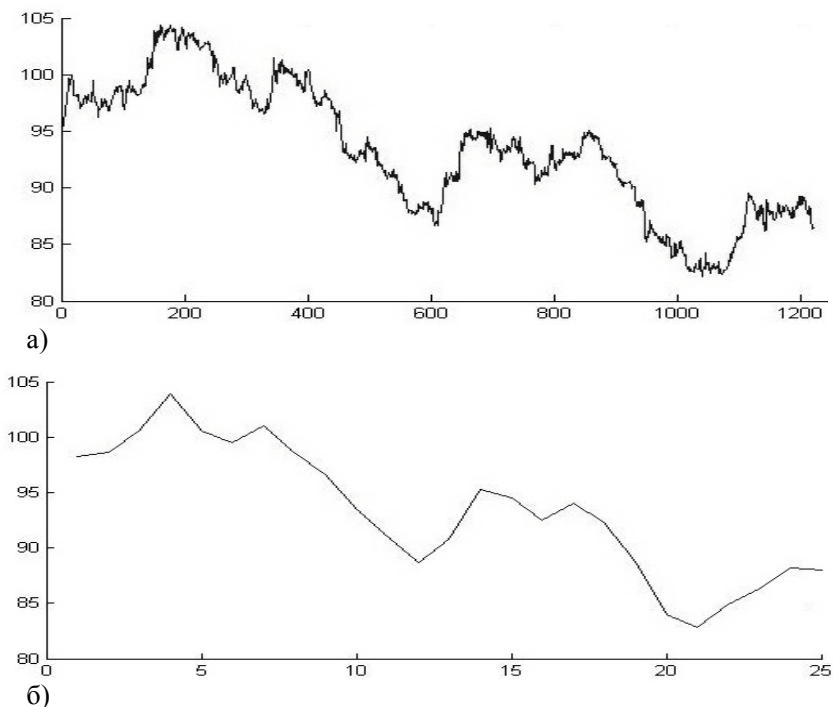


Рис. 1. Часовий ряд динаміки цін на акції АТ «НЛМК» із десятихвилинним інтервалом (а) та щоденними даними (б)

Автором розроблено модель прогнозування динаміки високо-частотних часових рядів, так званих «High frequency finance», на основі нейронної мережі зустрічного розповсюдження.

Об'єктом дослідження виступає динаміка зміни ціни акцій ряду компаній на ринку місех. До моделі відібрано десяти цінних паперів російських компаній ринку місех, частота та обсяги торгів яких дають змогу використовувати їх у спекулятивних цілях. Вхідні значення моделі — відносна зміна приросту вартості цінного паперу за 10 хв. Таким чином дана модель дозволяє здійснювати спекулятивні операції на волатильних ринках у надзвичайно короткострокових умовах. Для врахування динаміки дані для кожної акції в кожен момент часу розраховано відносний приріст ціни для поточної десятихвилинки та для попередньої, тобто із лагом 1:

$$R_t^i = \left(\frac{P_t^i}{P_{t-1}^i} - 1 \right) \times 100, \quad (1)$$

де R_t^i — відносний приріст ціни i -ої акції у t -ий момент часу, P_t^i — ціна i -ої акції у t -ий момент часу.

Така глибина занурення часового ряду для кожної акції визначена шляхом проведення автокореляційного аналізу.

В узагальненому виді модель набуває наступного вигляду:

$$Y = f\left(R_t^i, R_{t-1}^i\right), \quad i = 1:10. \quad (2)$$

Математичною основою моделі є штучна нейронна мережа зустрічного розповсюдження, побудована на основі поєднання шару нейронів Кохонена — так званої карти самоорганізації, завданням якої є виділення загальних характеристичних особливостей в досліджуваних об'єктах шляхом їх кластеризації, і зірки Гроссберга, яка інтерпретує проведену кластеризацію (рис. 2) [2].

На рис 2 X_1, X_j, X_i — вхідні образи, які містять дані про динаміку цін на акції.

$$X_t = \left\{ R_t^i, R_{t-1}^i, \dots, R_t^i, R_{t-1}^i \right\}. \quad (3)$$

Нейрони вхідного шару виконують функцію точок розгалуження і не виконують обчислень. Кожен нейрон вхідного шару

сполучений з кожним нейроном шару Кохонена синапатичним зв'язком. w_{nK} — це вага синаптичного зв'язку між n -м вхідним прикладом і K -им нейроном шару Кохонена. Аналогічно нейрони шару Кохонена сполучені з нейронами шару Гроссберга синапатичним зв'язком, де v_{KG} — вага зв'язку між G -м нейроном шару Гроссберга і K -м нейроном шару Кохонена.

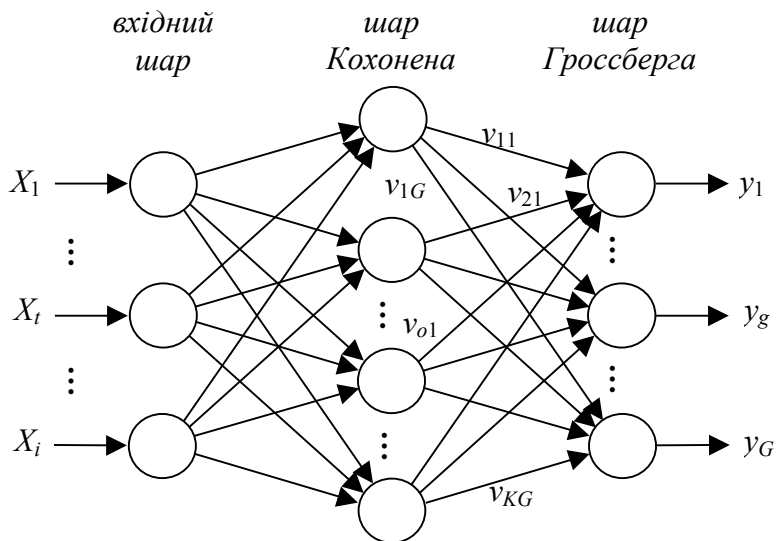


Рис. 2. Структура нейронної мережі зустрічного розповсюдження

Кожен вхідний образ формується із 20 значень — це природи цін у момент часу t та $t-1$ для 10 видів цінних паперів. Таким чином модель враховує як динамічні зміни, так і існуючі залежності між поведінкою цін на акції на ринку.

На їх основі необхідно провести навчання нейронної мережі, тобто налаштування усіх параметрів моделі, якими в даному випадку виступають ваги міжнейронних синаптичних зв'язків.

Реалізація нейронної мережі зустрічного розповсюдження ґрунтується на об'єднанні двох алгоритмів навчання: «з учителем» і «без учителя» [2].

Шар нейронів Кохонена (карта самоорганізації) навчається «без учителя», для коректного налаштування синаптичних ваг йому не потрібен бажаний відгук мережі. Саме за рахунок реалізації цієї процедури здійснюється пошук прихованих залежностей у структурі фінансових показників компаній.

Такий алгоритм навчання нейронної мережі забезпечує двовимірне відображення багатовимірних вхідних векторів, здійснюючи їх кластеризацію [3]. Таким чином відбувається відображення на карті Кохонена можливих ринкових ситуацій.

Після формування усіх прикладів для навчання і подачі їх на входи нейронної мережі необхідно вибрати структуру шару нейронів Кохонена. Кількістю параметрів (ваг) кожного нейрона шару Кохонена співпадає з кількістю елементів сформованих раніше вхідних прикладів. Таким чином, для першої моделі він складається з семи елементів, другої і третьої з шести:

$$K_j = \{w_{j1}, \dots, w_{ij}\}, \quad (4)$$

де w_{ij} — i -а вага j -го нейрона шару Кохонена.

Кожен нейрон конкурентного шару пов'язаний з кожним нейроном вхідного шару.

Перед проведенням навчання нейронної мережі здійснюється ініціалізація карти, згідно якої усім параметрам нейронів привласнюються невеликі випадкові числа. Коли подається учбовий приклад на входи мережі, запускається процес конкуренції, визначення найбільш подібних до нейронів векторів вхідних даних. На кожному кроці навчання з вхідного шару випадковим чином обирається один з векторів, а потім виконується пошук найбільш схожих на нього векторів коефіцієнтів нейронів. Міра подібності вектора вхідних даних до кожного нейрона визначається Евклідовою відстанню:

$$D_j = \sqrt{\sum_{i=1}^k \left(x_i - w_{ij} \right)^2} \quad j = \overline{1, m}, \quad (5)$$

де D_j — Евклідова відстань вхідного вектора до нейрона, j — номер нейрона, x_i — елемент вектора вхідних даних X , k — кількість вхідних значень у вхідному образі, w_{ij} — i -та вага j -го нейрона, m — кількість нейронів Кохонена.

Коли вектор вхідних даних подається на входи, відбувається змагання нейронів шару Кохонена за право бути переможцем. У результаті такого змагання виходом лише одного нейрону буде «одиниця», всі інші нейрони карти Кохонена видадуть «нуль»:

$$y_j = \begin{cases} 1, & \left\| \mathbf{x} - \mathbf{w}^j \right\| = \min_{l=1, m} \left\| \mathbf{x} - \mathbf{w}^l \right\|, \\ 0, & \left\| \mathbf{x} - \mathbf{w}^j \right\| \neq \min_{l=1, m} \left\| \mathbf{x} - \mathbf{w}^l \right\|, \end{cases} \quad j = \overline{1, m}. \quad (6)$$

Таким чином, реалізується правило «переможець отримує все», обирається нейрон-переможець, який є найближчим до вектора входу [3]. На рис. 3 чорним кольором виділено нейрон-переможець, де w_{nm} — вага синаптичного зв'язку між n -м нейроном вхідного шару і m -м нейроном шару Кохонена (чи n -й параметр m -го нейрона шару Кохонена); x_1, x_2, x_n — елементи вектора вхідних даних (показники фінансового стану підприємства); K_1, K_2, K_m — нейрони шару Кохонена; y_m — початкові значення (1 — для нейрона переможця, 0 — для усіх інших нейронів).

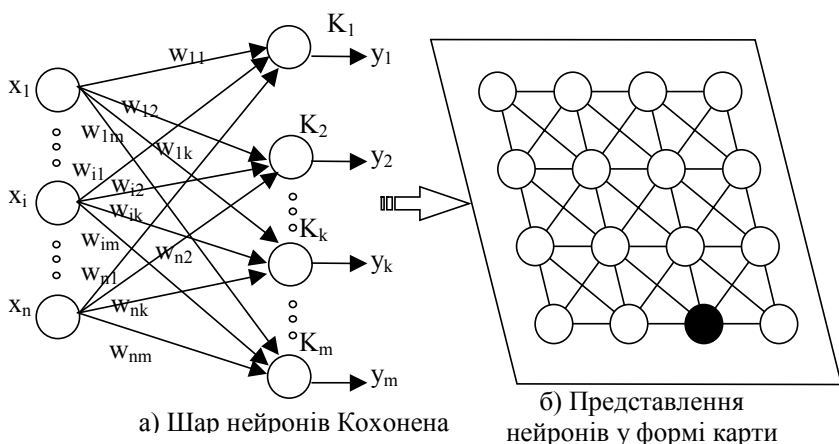


Рис 3. Структура карти самоорганізації Кохонена

Часто шар Кохонена в структурі мережі зустрічного розповсюдження розглядають, як простий шар нейронів з конкурентним навчанням, не враховуючи таку ключову характеристику карти Кохонена як просторова орієнтація нейронів і вплив їх один на одного.

Нейрон переможець знаходиться в центрі топологічного сусідства нейронів, які співпрацюють. Він завжди намагається порушити просторово близькі до нього нейрони. Отже, після визначення нейрона переможця здійснюється визначення його впливу на сусідні нейрони.

Слід зазначити, що зона топологічного сусідства нейрона, який переміг, поступово зменшується із збільшенням відстані [4—6]. На рис. 4 темно-сірим відмічена зона сусідства, в ме-

жах якої вплив нейрона переможця найбільший, світло-сірим — менший.

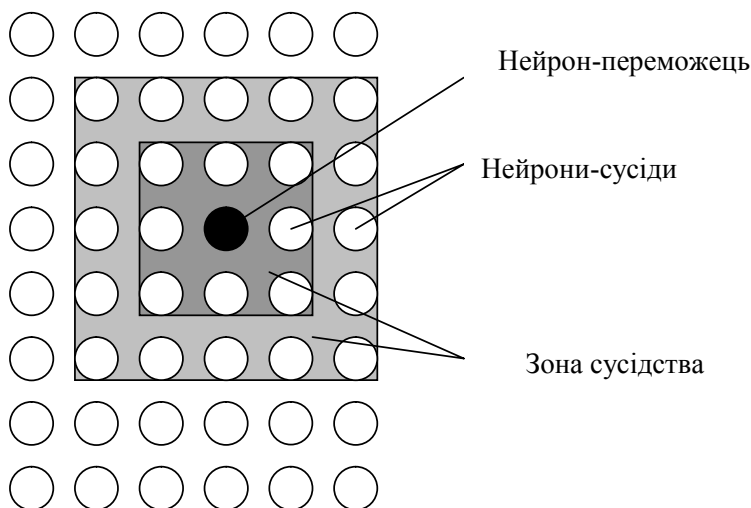


Рис. 4. Схематичне зображення зони сусідства

Типовим прикладом функції зони топологічного сусідства, яке задовольняє цим вимогам, є функція Гауса:

$$h_{ji}(t) = \exp\left(-\frac{\alpha_{ji}^2}{2\sigma^2(t)}\right), \quad (7)$$

де $\alpha_{ji} = \|r_i - r_j\|^2$, r_i, r_j — двовимірні вектори локалізації нейрона-переможця і j -го нейрону (координати нейронів на карті); $\sigma(t)$ — монотонно спадаюча функція часу.

Отже, при використанні Гаусової функції сусідства в межах впливу нейрона-переможця знаходяться усі нейрони шару. Із збільшенням відстані від нейрона-переможця сила впливу (яка виражається в коригуванні ваг нейронів відповідно до нейрона-переможця) на сусідні нейрони зменшується. Через залежність параметру σ від часу, із збільшенням кількості епох навчання міра корекції нейронів-сусідів зменшується, емітуючи звуження зони сусідства. У кінці етапу навчання значущо підлаштовуються тільки ваги найближчого нейрона.

Для того, щоб мережа могла самоорганізовуватися, вектор синаптичних ваг w^j нейрона j повинен змінюватися відповідно до вхідного вектора x . Цей процес називається процесом синаптичної адаптації.

З кожною ітерацією здійснюється корекція ваг нейрона-переможця і його сусідів:

$$w^j(t+1) = w^j(t) + \alpha(t) \cdot [x(t) - w^j(t)], \quad (8)$$

де $\alpha(t)$ — чинник швидкості навчання ($0 < \alpha(t) \leq 1$), що з кожною епохою навчання t зменшується.

Ця процедура адаптації нейронів шару Кохонена повторюється у міру представлення на входи мережі усіх спостережень з навчальної вибірки. На початку процесу налаштування мережі значення чинника швидкості навчання $\alpha(t)$ задається на рівні близько одиниці, яка дає можливість на початкових етапах навчання швидше настроювати ваги нейронів Кохонена

Функція коригуванню параметрів нейронів Кохонена із застосуванням функції сусідства набуває наступного вигляду:

$$w^j(t+1) = w^j(t) + \alpha(t) \cdot h_{oj}(t) \cdot [x(t) - w^j(t)], \quad j = \overline{1, K}. \quad (9)$$

Таким чином, відбувається зрушення параметрів цілої області нейронів у напрямі вхідного образу. Утворюється певна топологічна зона в околиці нейрона-переможця, нейрони якої отримують більш-менш схожі між собою характеристики. У міру проведення навчання функція сусідства зменшується, швидкість навчання також спадає, і кожен вхідний сигнал здійснює увесь менший вплив на кількість нейронів. У кінці навчання здійснюється істотна корекція параметрів лише нейрона-переможця.

Паралельно з реалізацією роботи шару нейронів Кохонена, відбувається налаштування нейронів вихідної зірки Гроссберга за алгоритмом навчання «з учителем». Для реалізації останнього необхідно сформулювати бажаний відгук мережі, мету навчання.

Основною задачею моделі є визначення яким буде приріст ціни для кожної з акцій, на торгівлі якими будується запропонована автором стратегія. Як вже було зазначено, шар нейронів Гроссберга встановлює відповідність ваг вихідних міжнейронних зв'язків до певних категорій, які формують собою масив виходів [7].

Вхідний вектор, який є виходом шару Кохонена, (значення усіх елементів цього вектора даних дорівнюватимуть нулю, окрім одного, який дорівнює одиниці) подається на шар нейронів Гроссберга. Далі, кожна вага підлягає корекції лише у тому випадку, якщо він сполучений з нейроном Кохонена, який має ненульовий вихід. Величина корекції ваги пропорційна різниці між вагою і необхідним виходом нейрона Гроссберга, з яким він сполучений:

$$v_{mp}(t+1) = v_{mp}(t) + \beta(y_p(x_i) - v_{mp}(t)) \cdot k_m, \quad (10)$$

де k_m — вихід m -го нейрона Кохонена; $y_p(x_i)$ — відповідна X_i вектору вхідних даних компонента вектора бажаних виходів p -го нейрона Гроссберга; $v_{mp}(t+1)$, $v_{mp}(t)$ — уточнене і попереднє значення ваги зв'язку між m -тим нейроном шару Кохонена і p -м нейроном Гроссберга; $\beta(t)$ — коефіцієнт швидкості навчання шару Гроссберга ($0 < \beta(t) \leq 1$), що з кожною епохою t зменшується [7].

Отже, виходячи із покладених завдань, автором запропоновано два класи: зростання ціни та падіння ціни. Перший клас матиме цільове значення 1, а другий — 0. Таким чином на виході нейронної мережі зустрічного розповсюдження буде вектор значень, який відображатиме вірогідності зростання ціни для кожного з цінних паперів, а отже і приналежність його до певного класу.

Для отримання прогнозу щодо динаміки цін на наступні 10 хвилин для всіх відібраних до моделі акцій сформовано шар Гроссберга який складається із 10 нейронів.

Так, із статистичних даних коливань цін на акції, формуються вектори пояснюючих змінних. Ці вектори подаються на входи нейронної мережі, на основі яких мережа вчиться, здійснюючи формування карти Кохонена. Шар, що самоорганізується, дає виходи в недетермінованих позиціях, а нейрони Гроссберга відносять їх до відповідних класів.

У процесі навчання нейронні мережі реалізують відмічені алгоритми заздалегідь обрану кількість разів — епох навчання. Параметр швидкості навчання, для якого задається початкове значення і який поступово зменшується в часі, але ніколи не досягає нуля впливає на силу корекції ваг нейронів як шару Кохонена, так і шару Гроссберга [3].

У ході проведення досліджень цілі навчання нейронних мереж були орієнтовані на мінімізацію помилки віднесення до певних цільових класів, що, у свою чергу, впливало на тривалість навчання. Проте якщо немає помітної зміни в результативності мережі, то корекція ваг нейронів вже настільки мала, що є несуттєвою (як зображено на рис. 5).

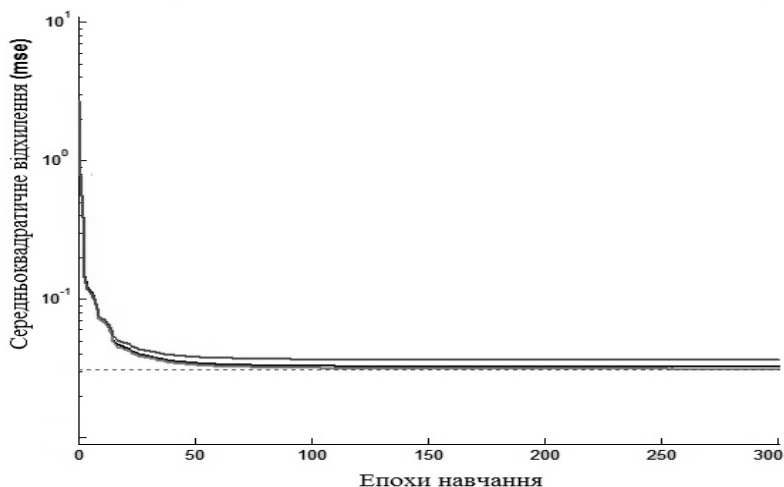


Рис. 5. Процес навчання нейронної мережі зустрічного розповсюдження

На рис. 5 синім кольором відображено зміну середньоквадратичного відхилення в процесі навчання для входних прикладів, зеленим — для валідаційної вибірки, червоним — випадкові тестові дані.

Ваги нейронів підлаштовуються залежно від чинника швидкості навчання, який у свою чергу з часом прагне до 0. Тобто можна стверджувати, що створена нейронна мережа навчена.

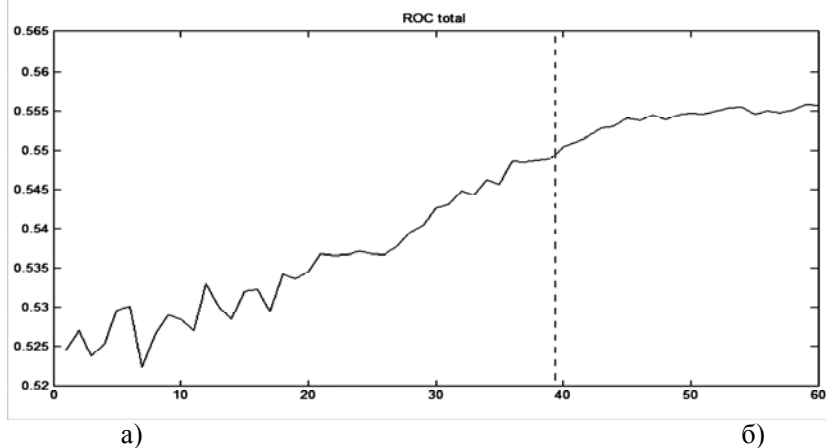


Рис. 6. Зміна загальної ефективності моделі в процесі навчання

На рис. 6 вказано відсоток вірно визначених класів приросту вартості цінних паперів. Цей графік чітко ілюструє роботу алгоритму налаштування нейронної мережі. Особливо видно фазу швидкого налаштування (рис. 6 а)) та точної настройки, за якої зміна ваг синаптичних міжнейронних зв'язків — незначна (рис. 6 б)).

Після перших кроків навчання вірність правильно визначеного напрямку приросту ціни акції перевищує 52 %, а для деяких цінних паперів і 56 %. Це свідчить про здатність нейронної мережі до швидкої адаптації на перших кроках навчання. Після чого здійснюється більш точна настройка параметрів.

При проведенні дослідження було побудовано ряд економіко-математичних моделей на основі нейронних мереж зустрічного розповсюдження різних конфігурацій з метою визначити необхідну кількість нейронів Кохонена, початкового рівня сусідства та кількості епох навчання для ефективного функціонування моделі.

У результаті навчання нейронної мережі дослідник може отримувати конкретні прогнози відносно ситуації на ринку в короткостроковому періоді на основі того чи було віднесено конкретну акцію до класу зростання або падіння ціни, подавши на вхід відповідні значення ключових приростів вартості. Використовуючи нейронні мережі на базі шару нейронів Кохонена існує можливість отримання візуального представлення результату навчання у вигляді карти самоорганізації. Оскільки кожному вхідному образу відповідає певний нейрон-переможець, то на карті можна визначити нейрони, які відповідають необхідним класам. На входи нейромережі подається аналогічно сформований вхідний вектор і здійснюється проектування цього багатовимірного вектора на карту Кохонена. Для цього вектора гарантовано буде існувати певний нейрон-переможець, який дозволяє оцінити можливість зміни динаміки ціни по аналогії з даними з учбової вибірки.

Проте маючи велику кількість виходів моделі необхідно розробити візуалізацію для динаміки цін на кожну акцію. Таким чином отримаємо ряд відображень карти самоорганізації, що ускладнить, а головне й уповільнить процес прийняття рішення щодо купівлі або продажу. Саме для подолання проблем пов'язаних із кластеризацією та візуалізацією, а також для підвищення ефективності роботи моделі, автоматизації одержання результатів і прийняття рішень автором використано вихідну зірку Гроссберга.

Мірою ефективності роботи моделі виступають: середнє значення величини вірно визначених класів і відсоток вірно визначених класів приросту для конкретних цінних паперів. Одним із

основних показників, які характеризують запропоновану модель, є дохідність стратегії торгівлі на її основі.

Так середнє значення величини вірно визначених класів сягає 56 %, при тому, що ймовірність вірного прогнозування напрямку зростання ціни акцій сягає 62 %.

Щоб дізнатися можливий прибуток, слід розглянути стратегію торгівлі на ринку.

Отриманий за моделлю прогноз використовуємо для прийняття рішення щодо продажу, купування або утримання позиції. Отже, якщо нейронна мережа відносить поданий приклад до класу, який відповідає падінню вартості акції, при цьому за попередню десятихвилинку був приріст ціни, то це слугує сигналом системи до продажу відповідного цінного паперу. І навпаки, за протилежних умов — до купівлі. У разі ж якщо прогнозована тенденція зберігається, то відбувається утримання існуючої позиції.

$$Z = \begin{cases} 1, & Y_{t+1} \geq 0,5 \quad R_t < 0 \\ -1, & Y_{t+1} \geq 0,5 \quad R_t < 0 \end{cases}, \quad (11)$$

де Y_{t+1} — результат симулювання на розробленій нейронній мережі, прогнозне значення приросту ціни; Z — сформований сигнал дій. При $Z = 1$ — сигнал до купівлі, $Z = -1$ — сигнал до продажу, $Z = 0$ утримання позиції.

За такої стратегії розрахований прибуток за 2010 рік для деяких акцій перевищує 600 %. Проте результативність залежить від використаної нейронної мережі. Так нейронні мережі із невеликою кількістю нейронів карти Кохонена показують меншу прибутковість, характеризуються більшою волатильністю динаміки прибутку з операції, а отже і оцінка ризику у них вища.

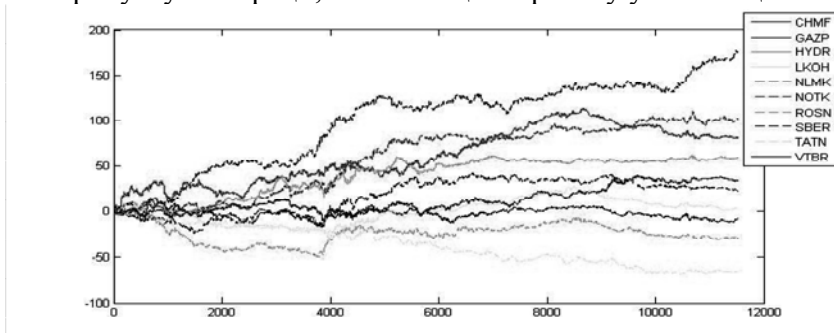


Рис. 7. Графік динаміки отриманого прибутку за рік за акціями при використанні нейронної мережі зустрічного розповсюдження із шаром нейронів Кохонена невеликої розмірності

Підвищення ефективності роботи моделі за умов використання карт незначної розмірності можна досягти підвищуючи значення початкового рівня сусідства.

Проте зі значним збільшенням числа нейронів шару Кохонена спостерігається підвищення ефективності моделі. При збільшенні карти Кохонена модель враховує більше варіантів розвитку ринкової ситуації.

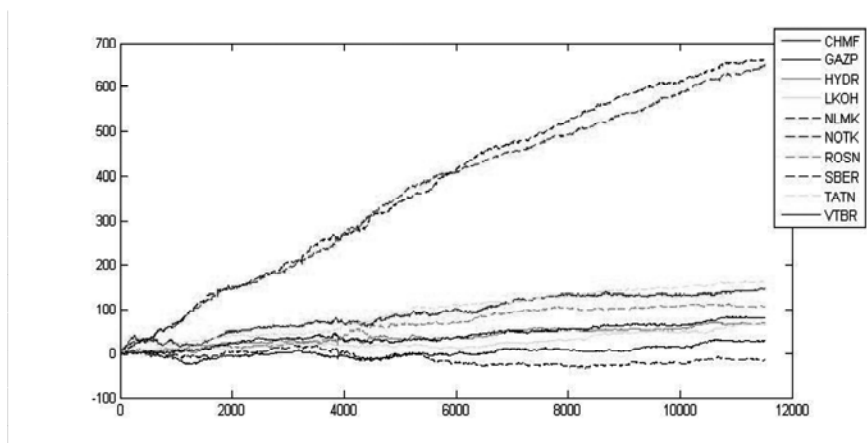


Рис. 8. Графік динаміки отриманого прибутку за 2010 рік за акціями при використанні нейронної мережі зустрічного розповсюдження із шаром нейронів Кохонена великої розмірності

Як видно з рис. 8, за такої конфігурації нейронної мережі прибутковість значно зростає за усіма цінними паперами. Число проведених операцій для одного з видів цінних паперів варіюється від 4000 до 6300. Отже більший прибуток на операцію свідчить про те, що нейромережева модель вірно класифікує випадки зі значними змінами ціни частіше за визначення незначних коливань.

Враховуючи результати моделювання, робимо висновок, що для досягнення найбільшої ефективності запропонованої моделі, за умов наявності більш-менш однорідного набору прикладів, кількість нейронів шару Кохонена має бути меншою кількості вхідних прикладів, як і відмічав сам Тейво Кохонен [8], проте достатньо великою для відображення можливих ринкових ситуацій.

Звичайно з графіку можна зробити висновок про значну волатильність моделі, проте слід зважати на період моделювання: 2009—2010 роки. Ринок у свою чергу характеризується значною нестабільністю зумовленою фінансовою кризою, та післякризо-

вою депресією та рецесією, хоча в свою чергу це дає змогу спекулювати на частих коливаннях ринку, хоча вони й мають стохастичний характер.

У такому випадку звичайні лінійні економетричні моделі залишаються безсильними.

Хоча на графіку прибутку спостерігаються значні коливання, проте результатом є високий прибуток. Подана модель не визнається значною стабільністю, проте більшість помилок прогнозу припадають на незначні коливання, що в свою чергою узгоджується із природою нейронних мереж зустрічного типу, в той же час модель вірно вгадує значні прирости цін.

Слід побудувати портфель із акцій з найбільшою результативністю прогнозу.

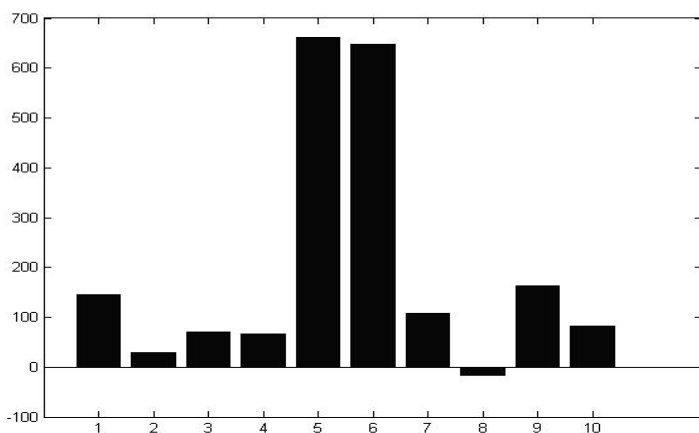


Рис. 9. Отриманого прибутку за 2010 рік за акціями

Висновки. В ході дослідження було розроблено модель прогнозування динаміки цін на акції підприємств у короткостроковому періоді шляхом визначення характеру приросту досліджуваного показника. Результатом моделі є визначення класу до якого відноситься прогнозований приріст ціни: клас зростання або падіння; а також генерування сигналу щодо купівлі або продажу активу. Запропонований автором підхід базується на апараті штучних нейронних мереж зустрічного розповсюдження.

Особливістю моделі є те, що автором здійснено моделюванням поведінки високочастотного фінансового часового ряду. Так інтер-

вал часу — десять хвилин. Було визначено, що за такої швидкості є можливість врахувати більше коливання вартості цінних паперів, а ніж за щоденних спостережень. Аналіз внутрішньоденної динаміки на рівні десятихвилинних інтервалів потребує врахування нелінійних залежностей поведінки часового ряду.

Також запропоновано стратегію торгівлі на ринку, яка базується на сигналах отриманих від реалізації нейромережевої моделі.

Розроблену в представленій роботі на основі інструментарію нейронних мереж зустрічного розповсюдження модель можна використовувати для спекулятивної гри на фондових ринках.

Так само було проведено досить велику кількість випробувань на нейромережах різної конфігурації і сформовано ряд рекомендацій відносно кількості нейронів шарів Кохонена і Гроссберга, а так само необхідної кількості епох навчання.

В процесі конструювання нейронної мережі були запропоновані можливі варіанти удосконалення її результативності.

Серед переваг цієї моделі виділимо, передусім, можливість виявлення специфічних закономірностей у структурі вхідних даних без необхідності налаштування на відомих значеннях початкової змінної. У економіці така здатність моделі є особливо важливою, враховуючи природу багатьох завдань, де значення початкової змінної заздалегідь невідомі. Урахування взаємовпливу поведінки цін на акції на ринку. Нейронні мережі зустрічного розповсюдження не накладають обмежень відносно стаціонарності досліджуваних процесів або незмінності зовнішніх умов, яким повинні відповідати економетричні моделі або навіть деякі інші різновиди нейронних мереж. Ця модель здатна швидко адаптуватися до нових даних, не потребує залучення експертів і дозволяє виявляти приховані нелінійні закономірності.

Результати проведених експериментів продемонстрували високу ефективність запропонованого підходу.

Література

1. *S.B. Achelis*, Technical Analysis from A to Z. — New York: McGraw-Hill, 2000. — 380 p.
2. *Воссермен Ф.* Нейрокомпьютерная техника: Теория и практика. — М.: Мир, 1992. — 184 с.
3. *Kohonen T.* Self organizing maps. 3d ed. New-York: Springer, 2001. — 501 p.
4. *Lo Z. P., M. Fujita and B. Bavarian.* Analysis of neighborhood interaction in Kohonen neural networks. // 6th International Parallel Processing Symposium Proceedings. — Los Alamitos, CA, 1991. — P. 247—249.

5. *Lo Z. P., Y. Yu and B. Bavarian.* Analysis of the convergence properties of topology preserving neural networks. // *IEEE Transactions on Neural Networks*, 1993, vol. 4, P. 207—220.

6. *Ritter H., T. Martinetz and K. Schulten.* *Neural Computation and Self-Organizing Maps: An Introduction.* — MA: Addison-Wesley, 1992.

7. *Grossberg S.* Some networks that can learn, remember and reproduce any number of complicated space-time patterns. // *Journal of Mathematics and Mechanics*, 1969, №19. — P. 5—91.

8. *Дебок Г., Кохонен Т.* Анализ финансовых данных с помощью самоорганизующихся карт. — М.: Издательский Дом «АЛЬПИНА», 2001. — 317 с.

Стаття надійшла до редакції 29.06.2012 р.

Моделювання та інформ. системи в економіці : зб. наук. праць / відп. ред. В. К. Галіцин. 2012. № 86. 1 — 288 с.